

空撮画像を用いた地震による被害建物の抽出

Automated Detection of Damaged Buildings due to Earthquakes using Aerial HDTV and Photographs

青木 久*・松岡 昌志**・山崎 文雄**

Hisashi AOKI, Masashi MATSUOKA and Fumio YAMAZAKI

Abstract: We studied the possible use of aerial high-definition television (HDTV) images taken after the 1995 Kobe earthquake, to establish a methodology for an automated detection of building damage. The relationship between the degree of building damage and the color and edge indices from the aerial images were examined by image processing techniques. The characteristics of building damage were defined on the basis of hue, saturation, brightness and edge intensity. Using a threshold value of these parameters, the study areas were classified into damaged and undamaged pixels. A filter analysis was further conducted to these pixels and damaged buildings were identified. The estimated damage distribution by the proposed methodology agrees well with the field survey data and the visual inspection of the aerial HDTV and photographs.

Keywords: Aerial Images, Image Processing, Automated Detection, Building Damage, The 1995 Kobe Earthquake

1. はじめに

地震直後における早期被害把握は、緊急対応や応急復旧計画の立案のために極めて重要である。広域な被害状況の把握手法として、宇宙や上空からのリモートセンシング技術の利用が考えられる。この中で、軽飛行機からの航空写真やヘリコプターからの空撮テレビジョン映像などは、即時性にとくに優れていることから報道活動や警察・消防等の情報収集に利用されてきた。1995年兵庫県南部地震や1999年台湾集集地震においても、被害状況の空からの撮影が盛んに行われ、報道等に広く利用された。ヘリコプターからのビデオカメラやスチルカメラによる被害情報収集に関する研究は以前にも行われている。旧建設省は総合技術開発プ

ロジェクトとして、道路や河川の地震被害をヘリコプターからのビデオ映像などから判読する一連の研究¹⁾を行い、橋脚や盛土の模擬被害の撮影実験なども行っている。しかし、実映像・画像を用いた建物被害の定量的な把握は行われていない。

これまでに筆者らは、空撮ハイビジョン映像を利用した目視による建物被害判読の可能性や、画像解析による被害抽出について基礎的検討を行ってきた^{2)~4)}。変化地域は、例えば、人工衛星画像の場合には地震前後の画像の違いから抽出可能である⁵⁾。しかし、ヘリコプター等による空撮映像では同じ軌道から撮影した被害前の映像があるとは限らないことから、地震後のみの映像を利用することが現実的である。本論はこれまで報告を行ってきた空撮映像による建物被害の抽出手法に修正を加えて発展させた。また、この手法を航空写真にも適用し、被害建物の抽出精度と確認可能な建物被害レベルを明らかにした。

2. 空撮画像

2.1 ハイビジョン空撮映像

本検討で使用する空撮映像はNHKが兵庫県南部

* 基礎地盤コンサルタンツ株式会社 (元 理化学研究所)
Kiso-Jiban Consultants Co., Ltd.

**理化学研究所地震防災フロンティア研究センター
(現 防災科学技術研究所)
Earthquake Disaster Mitigation Research Center
〒673-0433 兵庫県三木市福井三木山2465-1
2465-1 Mikiyama, Miki, Hyogo 673-0433, Japan.

「写真測量とリモートセンシング」VOL. 40, NO. 4, 2001

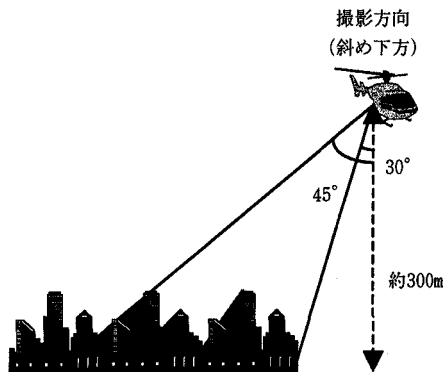


図1 空撮映像の撮影方法

地震の発生直後から、高度300m、撮影角度30～45度(鉛直方向を基準)を保持しつつ(図1参照)、被災地全域を撮影した膨大な記録の一部である。本映像はヘリコプター搭載ハイビジョン空撮システムにより撮影されたもので、NTSC方式の従来映像と比較して高画質で詳細な情報といえる。また、本映像はサイドロッキング画像であることから、建物上部の情報に加え建物側面の情報が得られている。しかし、画面手前に位置する建物の背後が死角となる場合もある。ここでは、空撮映像の1コマをビットマップ形式の画像ファイル(1920×1035画素)に変換して使用した。対象地域は兵庫県西宮市内の200m×230m、約46,000m²の範囲であり、目視被害判読を行った²⁾地域の一部である(図2参照)。画像の地上分解能は画像下部で約9cm、画面上部で約17cmである。撮影日は地震の10日後(1995年1月27日)であり、一部の被害建物にはブルーシートによる防水対策が施されていた。

2.2 画像処理とトレーニングデータの選定

被害抽出は木造建物を対象とした。多くの倒壊建物は落下した瓦と葺土の茶褐色が混在し、無被害建物は建物の輪郭部が明瞭であり形状の確認が可能なことが、両者を区別する要因と考えられ、この特徴が複数の判読員の被害判読を容易にさせた²⁾。そこで、建物被害および無被害とみなされる範囲をトレーニングデータとして選定し、選定された画像における色情報と輪郭情報(エッジ情報)から両者の判別の可能性について検討した。選定したトレーニングデータは表1に示すとおりで、被害建物として倒壊建物(C)と全壊建物(D)に、無被害として無被害建物(Nb)と無被害領域(Nz)とに分け、それぞれについて5地域を選定した。



図2 本研究で対象にした空撮画像

なお、被害建物と無被害建物は地上調査データ²⁾および画像の目視判読結果²⁾に基づき選定した。

トレーニングデータの色情報と輪郭情報の検討に先立ち、空撮画像全域に対して前処理を行った。まず、線形変換法³⁾による濃度変換を行った。ここでは、R、G、Bの各チャンネルに対して、原画像の約98%が変換後の濃度値の0から255の範囲に含まれるように変換した。また、建物の影などを含む太陽光の影響を、比演算処理⁴⁾を応用したRGB値の色補正により低減した。その際、基準となるバンドをモノクロ画像の強度にあたる明度(I)として、R、G、Bそれぞれの値を明度で除した(基準化した)。

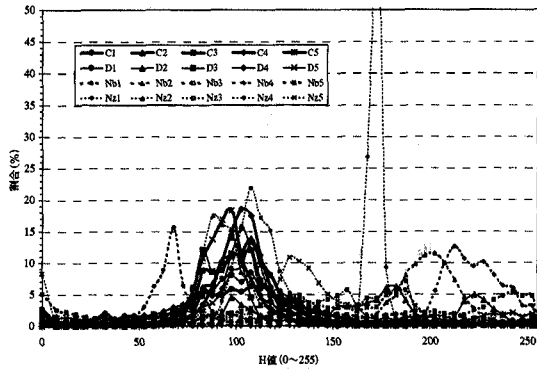
3. 被害地域における色情報の特徴

テレビジョン映像で映し出される表色系RGBは、一般に独立な成分でなく互いに強い相関がある。一方、顕色系で使われるHSIでは、色を定量的に表現するために、色の性質を独立した3要素で規定している⁵⁾。各要素は、色の種類を表す色相(Hue)、色の濃さを表す彩度(Saturation)、色の明るさを表す明度(Intensity)である。これらのことから、HSIは判別要素としてRGBよりも適切な色情報と考えられる。色相(H)、彩度(S)は基準化したR、G、Bから算出し、最小値から最大値を0から255に線形に割り当てて画像化した。また明度(I)は比演算処理の際に求めた値を画像化した。このH、S、I値を以降の解析に用いる。

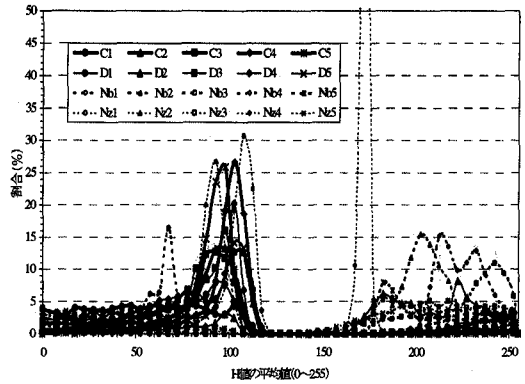
表1に示すトレーニングデータについて、各H、S、Iの画素値およびウィンドウ内より算出される平均値、中間値、分散の3つの特徴量について検討した。ウィンドウのサイズは画像上部に位置する建物と解像度を考慮し、7×7(約120×120cm)ウィンドウとし、各特徴量はトレーニングデータごとに頻度の総和が1

表1 トレーニングデータの特徴と判別結果 (白色：被害画素, 灰色：無被害画素)

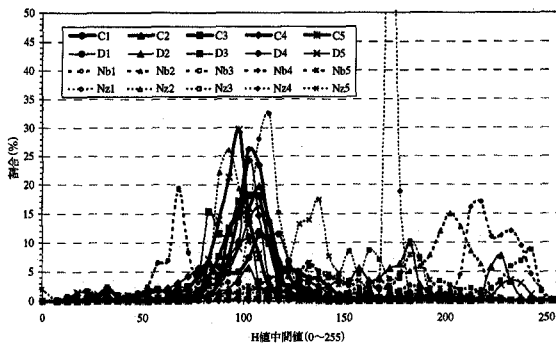
分類項目	記号	トレーニングデータ	画素数	特徴	判別結果						
					色情報			エッジ情報			フィルタ
					① H_{med}	② $①+S_{med}$	③ $②+I_{med}$	④ $③+E_r$	⑤ $④+E_{vari}$	⑥ $⑤+E_{dr}$	
建物被害	倒壊建物	C1	3,427	木造建物, 瓦礫化							
		C2	2,640	木造建物, 瓦礫化							
		C3	2,512	木造建物, 瓦礫化							
		C4	3,481	木造建物, 瓦礫化							
		C5	2,666	木造建物, 瓦礫化							
	全壊建物	D1	2,877	木造建物, ほぼ瓦礫化							
		D2	2,222	木造建物, 健全部が多							
		D3	2,817	木造建物, 健全部が多							
		D4	6,250	木造建物, ほぼ屋根部							
		D5	4,857	木造建物, ほぼ屋根部							
無被害	無被害建物	Nb1	4,551	赤系色の屋根							
		Nb2	6,512	屋根・壁面ともに白							
		Nb3	6,780	紺系色の屋根							
		Nb4	21,440	紫系色の非木造建物							
		Nb5	8,997	白基調の非木造建物							
	無被害領域	Nz1	3,009	グラウンド, 茶系色							
		Nz2	1,091	鉄道の軌道, 茶系色 道路, 灰色							
		Nz3	2,677								
		Nz4	10,514	テニスコート, 緑系色							
		Nz5	2,459	植生域, 濃緑色							



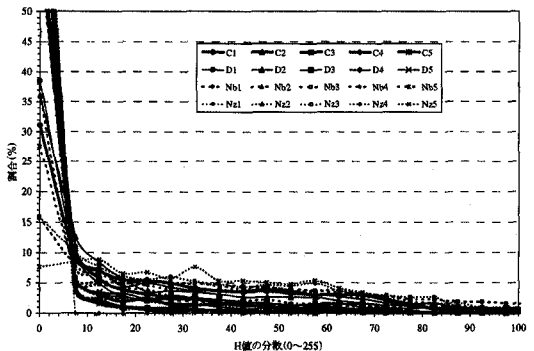
(a) 画素値



(b) 平均値



(c) 中間値



(d) 分散

図3 H値における画素値および7×7画素における特徴量のトレーニングデータごとの相対頻度分布

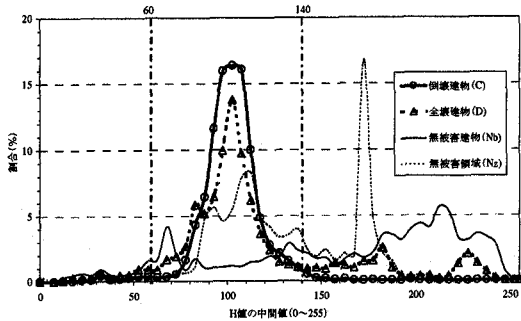


図4 H値の中間値 (H_{med}) における平均相対頻度分布

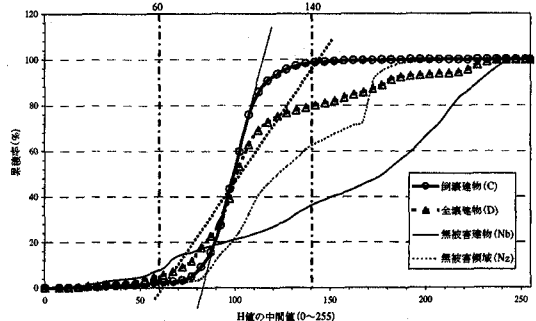


図5 H値の中間値 (H_{med}) における平均相対頻度の累積分布

になるように正規化している。図3にはH値におけるそれぞれの値の正規化頻度分布(相対頻度分布)をトレーニングデータごとに線種を変えて示す。図3(a)~(c)に示す画素値、平均値、中間値の相対頻度分布では建物被害(C, D)、無被害建物(Nb)、無被害領域(Nz)間でそれぞれ分布が異なり、その違いは中間値において顕著である。図3(d)に示す分散からはトレーニングデータごとの分布に明確な違いはみられない。H値の

中間値 (H_{med}) について、分類項目ごとの相対頻度の平均値(ここでは、平均相対頻度と呼ぶ)を図4に示す。これより、倒壊建物(C)や全壊建物(D)はピークが100(約140度)付近にあることがわかる。この領域は橙~黄色を示しており、葦土とみなされる代表的な茶褐色と一致する。図5には分類項目ごとの平均相対頻度の累積分布を示す。倒壊建物(C)と全壊建物(D)の累積率の傾きは無被害建物(Nb)および無被害領域

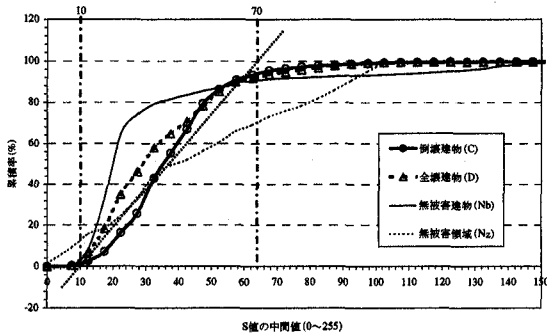


図6 S値の中間値 (S_{med}) における平均相対頻度の累積分布

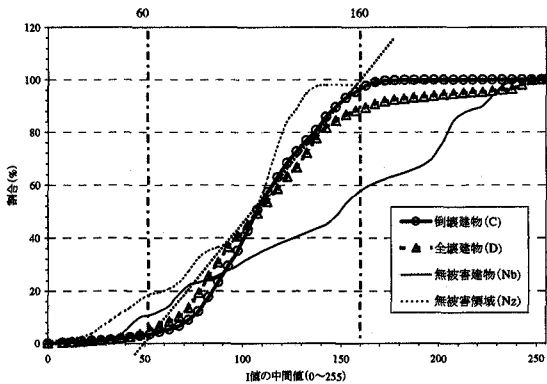


図7 I値の中間値 (I_{med}) における平均相対頻度の累積分布

(Nz)のそれとは大きく異なる。同様に、SおよびIの画素値および平均値、中間値、分散について相対頻度分布およびその累積分布の特徴を検討した。図6、7にはS、I値の中間値 (S_{med} , I_{med}) における平均相対頻度の累積分布を分類項目ごとに示す。図6に示すS値の中間値では無被害領域 (Nz) の傾きが他の分類項目とは異なり、一方、図7のI値の中間値からは無被害建物 (Nb) が他とは異なった傾きを示す。

以上までの検討から、表2に各特徴量の建物被害 (C, D) と無被害 (Nb, Nz) を区別する指標としての有効性の評価をまとめて示す。H, S, Iの中間値 (H_{med} , S_{med} , I_{med}) が、両者を判別する特徴量として適当であることが判明した。そこで、これらの特徴量について判別のための閾値を考える。ここでは累積分布の傾きを参考にし、全壊建物 (D) の累積分布の傾きを近似する線 (図5~7中の点線) が累積率0%と100%となる範囲に該当する画素を被害とした。その範囲は H_{med} については60~140 (85~200度)、 S_{med} , I_{med} についてはそれぞれ10~70, 60~160となる。つまり、図5~7

表2 建物被害の判別指標評価 (色情報)

◎:非常に有効 ○:有効 △:やや有効 ×:無効

		判別指標			
		画素値	平均値	中間値	分散
色情報	H値(色相)	△	○	◎	×
	S値(彩度)	△	△	○	×
	I値(明度)	△	△	○	×

中の点線よりも傾きが小さいものは無被害として判別される。トレーニングデータに対して、上記の閾値を適用し判別した分類結果を表1の①~③に示す。建物被害として判別された画素を白色、無被害と判別された画素を灰色としている。①に示す H_{med} により建物被害 (C, D) と無被害 (Nb, Nz) が概ね判別される。しかし、Nb1 (赤系色の屋根) が被害地域と誤判別されるなど、判別の精度としては十分ではない。これに、 S_{med} の閾値を組み合わせた結果 (②) からは、Nb1 (赤系色の屋根) が無被害として判別されている。そして、③に示す I_{med} を組み合わせた結果からは、Nb3 (明るい壁) および Nz5 (植生) が無被害として正しく判別されるようになる。以上より、色情報である H_{med} , S_{med} , I_{med} は建物被害と無被害を判別する指標として概ね有効であることがわかったが、表1の③に示すように、これら3指標を用いても Nb5 (非木造建物の屋上部) や建物輪郭部、Nz1 (グラウンド) や Nz2 (鉄道の軌道) が被害として誤判別される。

4. 無被害地域におけるエッジ情報の特徴

無被害にもかかわらず被害と誤判別された画素と実際の被害画素との違いについて考察すると、グラウンド (Nz1) や非木造建物 (Nb5) の屋上部は、建物被害 (C, D) と比較して濃度変化がみられない。一方、鉄道の軌道 (Nz2) や建物輪郭部は急激な濃度変化とその連続した線要素がみられる。つまり、誤判別の要因として濃度変化が極端に少ない領域 (非エッジ領域) あるいは濃度変化が極端に大きい領域 (明確なエッジ領域) およびその線要素 (エッジ方向) が考えられる。そこで、建物被害と誤判別される無被害地域の判別精度を高めることを目的に、トレーニングデータにおけるエッジ情報の特徴を検討する。エッジとは画像を特徴づける線や輪郭の要素であり、近接画素における濃度変化を意味する。エッジ強度とエッジ方向はテンプ

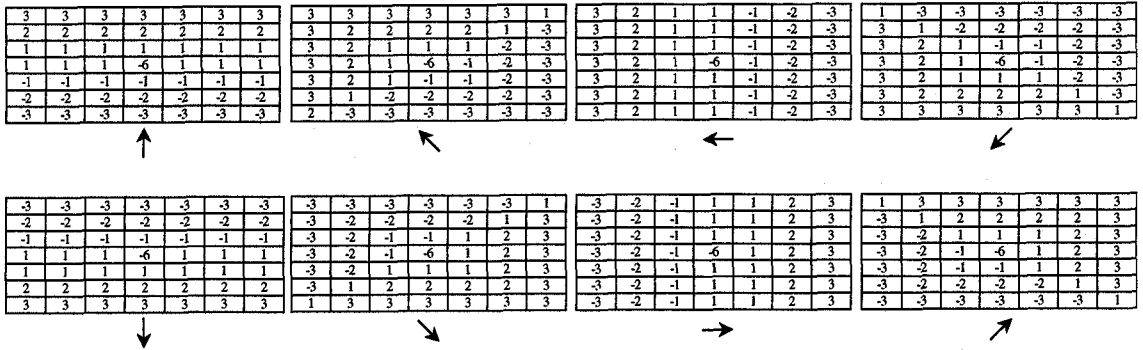


図8 7×7テンプレート型エッジ検出オペレータ

レート型のエッジ検出オペレータ等⁸⁾から抽出できる。ここでは、エッジ強度は局所積和演算から求まる微分値とし、エッジ方向の算出には8方向(0, 45, 90, 135, 180, 225, 270, 315度)のエッジに反応する8個のテンプレートから構成される3×3のPrewittのテンプレート型エッジ検出オペレータ⁸⁾を用いた。また、テレビカメラなどで撮影された画像は一般的に鮮鋭度が低いため、隣り合う画素の濃度値が急激に変化せず、±2, 3画素の範囲で濃淡が徐々に変化していると考えられる。そこで、上記の3×3テンプレートを5×5, 7×7に拡張したテンプレートを作成した。それぞれ、5×5, 7×7テンプレート型エッジ検出オペレータとした。図8には7×7テンプレート型エッジ検出オペレータの例を示す。エッジ強度は8方向のオペレータすべてに対して計算される最も大きい値を、エッジ方向はその最大値をとるオペレータの方向とする。

3つのテンプレートを用いて、トレーニングデータごとのエッジ強度(E_i)の相対頻度分布およびその累積分布を求め、無被害地域(無被害建物と無被害領域)の抽出可能性を検討した。例として図9に、7×7テンプレートにおける E_i 値の相対頻度の累積分布を示す。また、テンプレート内における E_i の分散(E_{vari})の累積分布を図10に示す。ただし、被害建物(C, D)においては、それぞれの相対頻度の平均値である。点線で示す無被害領域の累積分布の傾きは被害建物の傾きと比べて大きく、一方、細実線で示す無被害建物は傾きが小さい。これは無被害領域ではエッジ強度が小さく、無被害建物にはエッジ強度が小さい画素から大きい画素までが一様に存在することを意味する。その傾向は7×7テンプレートの場合が最も顕著であり、5×5テンプレート、Prewittテンプレートとウイン

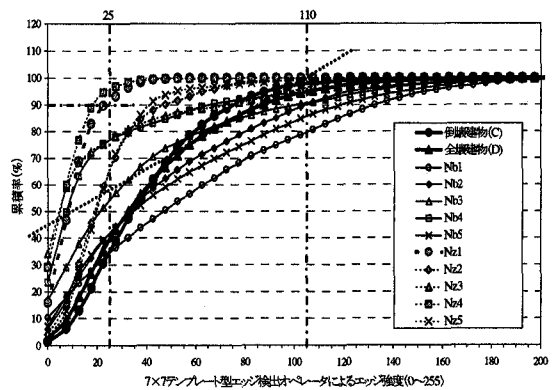


図9 7×7テンプレート型エッジ検出オペレータによるエッジ強度(E_i)の相対頻度の累積分布

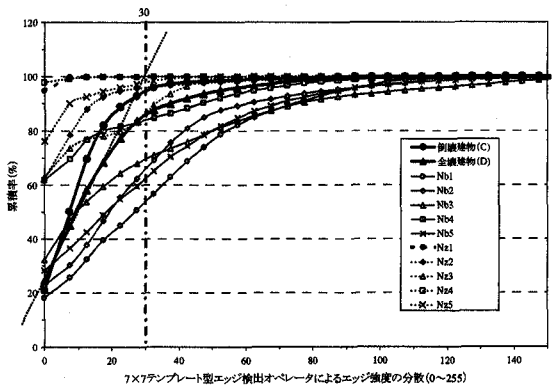


図10 7×7テンプレート型エッジ検出オペレータによるエッジ強度の分散(E_{vari})における相対頻度の累積分布

ドウサイズが小さくなるに従って明瞭でなくなる。表3にはテンプレートごとの無被害地域抽出の有効性をまとめて示す。つまり、7×7テンプレートから算出される E_i および E_{vari} の範囲を限定することで、被害建物と無被害地域を概ね分離できそうである。その範

画素は Nz1 (グラウンド) の画素が90%以上含まれる E_i を被害建物の下限値、全壊建物 (D) の傾きの近似線が累積率100%となる値を上限値と考え、それぞれの値は 25, 110をとる。また、 E_{vari} からは、全壊建物 (D) の傾きの近似線が累積率100%となる値 (30) から大きい画素を無被害建物として抽出できそうである。

色情報に基づく判別結果に、被害建物の E_i の下限、上限値を適用した判別結果を表1の④に示す。これにより、Nb5 (非木造建物の屋上部)、Nz1 (グラウンド) や Nz2 (鉄道の軌道) の多くの画素を無被害と判別することができる。この処理により C や D の被害建物についても無被害と判別される画素がみられるが、後述するフィルタ解析によりその誤判読の影響を低減するので、それほど問題とはならない。 E_{vari} の閾値を適用した結果を表1の⑤に示す。Nb1~Nb5の無被害建物の輪郭部において誤判別画素の減少がみられるものの、依然、Nz2 (鉄道の軌道) の画像の一部は被害画素と誤判読される。これは、以上までの処理では、鉄道や道路のように1方向に連続したエッジを無被害としてみなせないからである。そこで、エッジ強度が求まるテンプレートの方向をエッジ方向とし、画素ごとに得られるエッジ方向に対してさらに移動ウィンドウを施して、そのウィンドウ内におけるエッジ方向の頻度を計算した。ウィンドウのサイズは7×7として、ウィンドウ内の49画素について、エッジ方向を持つ画素の占める割合を8方向ごとに計算し、その最大値を最頻度とした。そして、最頻度 (E_{dr}) を0~255に割り当てた。図11にトレーニングデータにおける E_{dr} の相対頻度の累積分布を示す。Nz2 (鉄道の軌道) が他とは異なる特徴を示し、128を境に傾きが異なる。 E_{dr} が128以上の画素が鉄道の軌道を含む画像に多くみられるこ

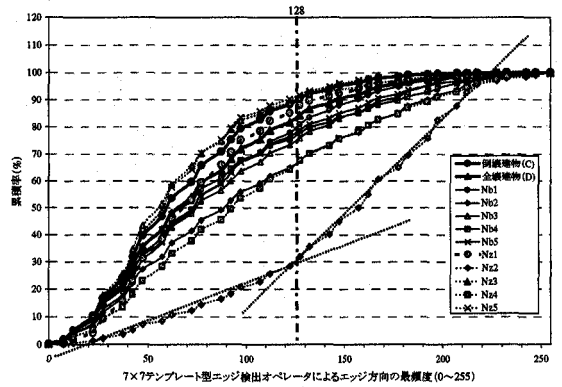


図11 7×7テンプレート型エッジ検出オペレータによるエッジ方向の最頻度 (E_{dr}) における相対頻度の累積分布

とから、この値より大きい画素を無被害と判断できる。表1の⑥には前述までの処理に E_{dr} の閾値による判別を加えた結果を示す。これにより、Nz2にみられた誤判別画素をより低減できる。

5. 被害建物の自動判読

前述までの手順により、色相 (H)、彩度 (S)、明度 (I) の各中間値 (それぞれ H_{med} , S_{med} , I_{med})、エッジ強度 (E_i)、エッジ強度の分散 (E_{vari}) および、エッジ方向の最頻度 (E_{dr}) の6指標を用いて、表4に示す閾値を用いることで被害画素が抽出できることを示した。ここでは、画素レベルで抽出した建物被害に対して、フィルタ解析による空間情報の変換処理⁹⁾を行い、建物1棟レベルで表現することを試みる。大きな被害を受けている建物ほど被害画素の密度が高いことから、フィルタ解析の特徴量として、図12に示す局所領域における抽出画素の割合 (R_{px}) を求めた。局所領域

表3 建物被害の判別指標評価 (エッジ情報)

◎: 非常に有効 ○: 有効 △: やや有効 ×: 無効

		判別指標		
		エッジ強度	エッジ強度の分散	エッジ方向の最頻度
エッジ情報	Prewitt	△	△	△
	5×5テンプレート	○	○	○
	7×7テンプレート	◎	◎	◎

表4 被害画素を判別するための閾値

判別指標	H_{med}	S_{med}	I_{med}	E_i	E_{vari}	E_{dr}
閾値	60~140	10~70	60~160	25~110	0~30	0~128

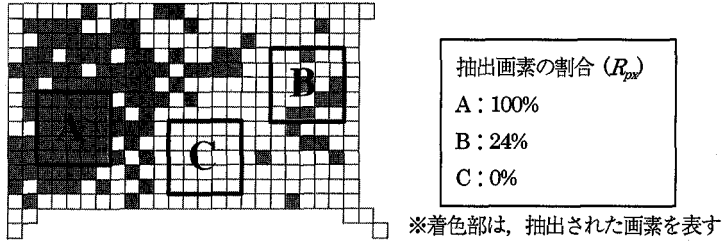


図12 局所領域における抽出画素の割合 (R_{px}) の考え方

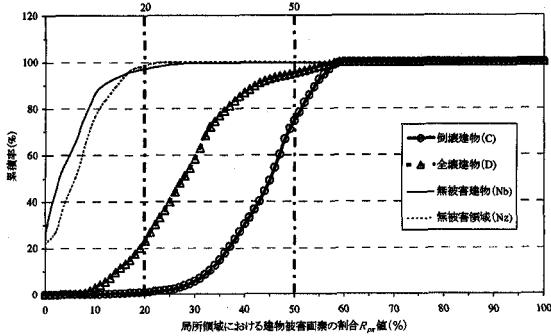
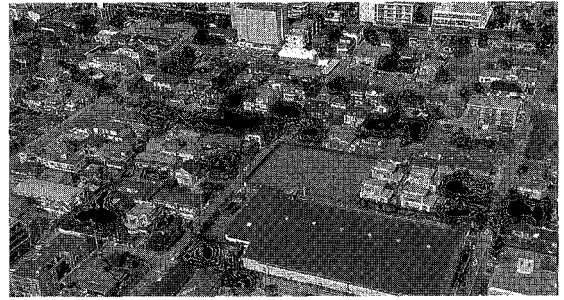


図13 R_{px} の平均相対頻度の累積分布

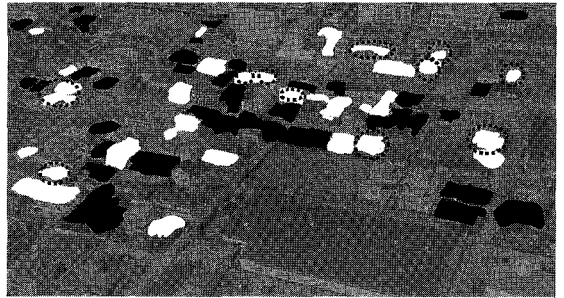
は建物1棟と同程度の大きさとし、画像の上部と下部では地上分解能が異なることから、上部で 31×31 画素、下部で 63×63 画素になるように線形的に変化させた。図13にトレーニングデータにおける R_{px} 値の相対頻度の累積分布を示す。なお、それぞれの項目の平均値を示している。 R_{px} 値が20%以下では、無被害地域 (Nb, Nz) の画素の95%以上がその範囲に含まれるが、倒壊建物 (C) では1%も満たない。一方、 R_{px} 値が50%以上の画素はそのほとんどが倒壊建物に存在する。

被害画素に対してフィルタ解析を行った結果を表1の⑦に示す。 R_{px} 値20%以下を濃灰色、 R_{px} 値50%以上を白色として、その中間は値が高くなるにつれ白色に変化させている。最終的に抽出された画素の抽出率は、倒壊建物 (C) で99.1%、全壊建物 (D) で76.7%、無被害建物 (Nb) で2.9%、無被害領域 (Nz) で1.5%である。建物被害 (C, D) の画素抽出率は非常に高く、倒壊建物 (C) はほぼすべてが被害画素として抽出されており、全壊建物 (D) についても被害を受けた箇所が多く抽出されている。一方無被害建物 (Nb) および無被害領域 (Nz) の画素抽出率は非常に低い。トレーニングデータに対する本手法の被害抽出は、詳細な被害判読は行えないものの、大被害建物にみられる特徴的な被害を高い精度で抽出している。

この抽出手法を対象地域全域に適用した結果を図14



(a) 画像処理により抽出された被害建物 (R_{px} 値20%以上をコンター表示)



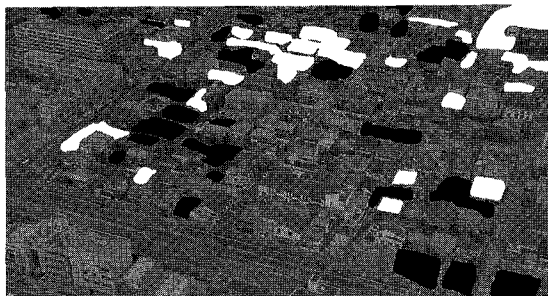
(b) 地上調査データおよび目視判読に基づく全壊、倒壊建物の分布 (白：全壊建物、黒：倒壊建物、点線：ブルーシートの建物)

図14 対象地域における被害建物の抽出結果および実際の被害分布

(a)に示す。また、図14(b)には被害建物の地上調査データ⁶⁾及び目視被害判読²⁾に基づく倒壊および全壊建物の分布を示す。ほぼすべての倒壊建物と、全壊建物の一部が、本手法により抽出できている。また、その抽出結果から、1棟単位の倒壊建物や建物被害箇所を概ね同定できている。抽出されなかった全壊建物の多くはブルーシートの建物である。さらに、先の対象地域と異なる2つの地域(地域B, C)を撮影した画像に対して抽出手法を適用した結果とブルーシートの建物を対象外とした実際の被害分布を図15, 16に示す。非木造建物の窓付近などに若干の誤判別がみられるものの、倒壊建物のほとんどが抽出できている。従って、



(a) 画像処理により抽出された被害建物 (R_{px} 値20%以上をコントラスト表示)



(b) 地上調査データおよび目視判読に基づく全壊、倒壊建物の分布 (白：全壊建物，黒：倒壊建物)
ブルーシートの建物は対象外

図15 地域Bにおける被害建物の抽出結果および実際の被害分布

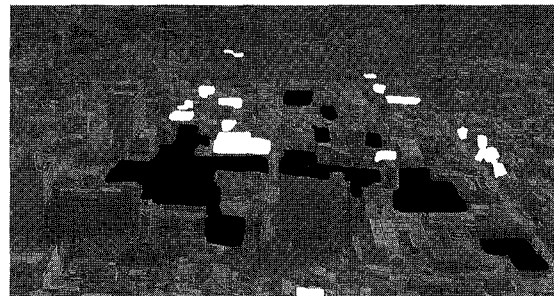
対象範囲を拡大して、トレーニングデータの無い地域に本手法を適用した場合でも甚大な被害を受けた建物の分布を迅速に抽出できる。

サイドルッキングで撮影された画像では建物側面の情報が得られ、これが被害の抽出をしやすくしている可能性がある。そこで、直下を撮影した航空写真について本手法を適用し、観測条件が被害抽出に及ぼす影響について検討した。使用した航空写真は、地震発生後2日目(1995年1月18日)に撮影された縮尺1/4,000の垂直写真の一部である。対象地域は、ハイビジョン画像と同じであるが、地震発生直後に撮影されていることからブルーシートはみられない¹⁰⁾。

ここでは、アナログ情報である航空写真を、スキャナを用いてビットマップ形式の画像ファイル(880×1068画素)に変換して使用した。画像の地上分解能は約23cmである。画像内で地上分解能にほとんど違いがないことから、自動抽出にあたり、 R_{px} 値を求める局所領域を31×31画素の固定としている。図17に、被害の自動抽出および実際の被害分布を示す。ハイビジョン画像の検討に用いたトレーニングデータに対応する



(a) 画像処理により抽出された被害建物 (R_{px} 値20%以上をコントラスト表示)



(b) 地上調査データおよび目視判読に基づく全壊、倒壊建物の分布 (白：全壊建物，黒：倒壊建物)
ブルーシートの建物は対象外

図16 地域Cにおける被害建物の抽出結果および実際の被害分布

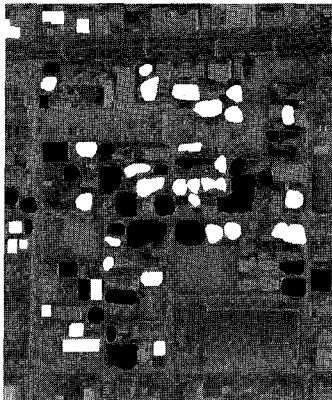
領域について、被害画素の抽出率を求めてみると、倒壊建物(C)で98.9%、全壊建物(D)で67.4%、無被害建物(Nb)で6.2%、無被害領域(Nz)で0%である。直下視であっても倒壊建物(C)の抽出精度は高く、ハイビジョン画像の抽出結果と同程度の結果が得られている。

6. まとめ

1995年兵庫県南部地震後に撮影された空撮ハイビジョン画像を用いて、画像情報から被害建物と無被害建物を判別するための指標やその組み合わせを検討し、色相、彩度、明度の各中間値、エッジ強度、エッジ強度の分散およびエッジ方向の最頻度が両者を判別する指標として有効であることを確認した。そして、それぞれの指標に設定した閾値から被害に対応する画素を選定し、その空間的な割合から被害地域を抽出する手法を提案した。この手法を空撮画像に適用したところ、大被害にみられる特徴的な建物被害を高い精度で抽出できることを示した。また抽出結果より、木造



(a) 画像処理により抽出された被害建物 (R_{px} 値20%以上をコンター表示)



(b) 地上調査データおよび目視判読に基づく全壊、倒壊建物の分布(白:全壊建物, 黒:倒壊建物)

図17 航空写真における建物被害の抽出結果および実際の被害分布

の倒壊建物と全壊建物の被害箇所を概ね判読可能であることを示した。ただし、本報で提案する被害抽出手法は判別指標の閾値の僅かな変化によりその結果は変わり、また、画像解析に先立ち実施する濃度変換法の違いによっても抽出結果は異なる。そのため、手法を一般化するためには検討事例を蓄積し、手法や指標これらの閾値を最適化する必要がある。最後に、本報は対象建物を木造に限定していた。今後は、建物側面部の情報を有効に活用し、非木造建物も対象に含めた被害抽出手法の構築を目指していく予定である。

謝辞

本研究は(株)建設企画コンサルタントの長谷川弘忠、アジア航測(株)の小川直樹の両氏が理化学研究所に在職中に実施した研究を発展させたもので、両氏からの多大なる助言を得ている。また、ここで用いたハイビジョンデータはNHKとの共同研究により提供して頂いた。記して謝意を表する。

(受付日2001.2.19, 受理日2001.7.6)

参考文献

- 1) 建設省: 災害情報システムの開発報告書 災害情報システム・ガイドライン(案), 1992.
- 2) 長谷川弘忠, 山崎文雄, 松岡昌志, 関本泉: 空撮ハイビジョン映像を用いた兵庫県南部地震の建物被害把握の試み, 第3回都市直下地震災害総合シンポジウム論文集, pp.427-430, 1998.
- 3) 長谷川弘忠, 山崎文雄, 松岡昌志: 空撮ハイビジョン映像を用いた兵庫県南部地震による建物被害の目視判読, 土木学会論文集, No. 682/I-56, pp.257-265, 2001.
- 4) 青木久, 長谷川弘忠, 山崎文雄, 関本泉: 空撮映像を用いた地震被害建物分布の自動抽出, 日本リモートセンシング学会第28回学術講演会論文集, pp.89-92, 2000.
- 5) 松岡昌志, 山崎文雄, 翠川三郎: 1995年兵庫県南部地震での被害地域における人工衛星光学センサ画像の特徴, 土木学会論文集, No. 668/I-54, pp.177-185, 2001.
- 6) 震災復興都市づくり特別委員会: 阪神・淡路大震災被害実態緊急調査 被災度別建物分布状況図集(説明書), 1995.
- 7) 建設省建築研究所: 「阪神・淡路大震災復興計画策定支援システム」に係る数値化データ, 1996.
- 8) 高木幹雄, 下田陽久: 画像解析ハンドブック, 東海大学出版会, 1991.
- 9) 日本リモートセンシング研究会: 新編リモートセンシング用語辞典, 共立出版, 1996.
- 10) 小川直樹, 山崎文雄: 航空写真を用いた兵庫県南部地震における建物被害の目視判断, 地域安全学会論文集, No. 2, pp.119-128, 2000.